

文章编号:1004-9037(2012)02-0151-05

# 基于 Chan-Vese 模型的 SAR 图像分割

东野长磊 郑永果 苏 杰

(山东科技大学信息科学与工程学院,青岛,266510)

**摘要:**由于SAR图像存在较强的斑点噪声,使用Chan-Vese模型水平集分割方法会产生很多误分割。同时,水平集解法存在计算量大、分割速度慢的问题。在Chan-Vese模型基础上,增加新的内能项——距离正则项,得到了一种改进的曲线演化模型。避免了水平集函数的周期性更新,具有更大的迭代步长,从而加快分割速度,并且提高Chan-Vese模型的抗噪性。对该模型采用人工合成图像和真实SAR图像进行分割实验,通过比较,可看出改进模型具有较高的数值精度和较快的分割速度。对于噪声很强的图像,使用增强Lee滤波进行预处理,可以进一步提高改进模型的分割速度和效果。实验结果表明:改进Chan-Vese模型能高效快速地完成SAR图像分割,具有较高的抗噪性。

**关键词:**合成孔径雷达;图像分割;Chan-Vese模型;距离正则项;增强Lee滤波

中图分类号:TN911.73

文献标识码:A

## SAR Image Segmentation Based on Chan-Vese Model

*Dongye Changlei, Zheng Yongguo, Su Jie*

(College of Information Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, 266510, China)

**Abstract:** Due to strong speckle noise in synthetic aperture radar (SAR) image, the Chan-Vese model level set segmentation method produces a lot of false segmentation. Meanwhile, the level set has disadvantages of large amount of computation and slow segmentation velocity. Therefore, a new internal force term— distance regularized term is introduced to create an improved curve evolution model based on the Chan-Vese model. The model avoids the periodic updates of level set function and has a longer time step. So the segmentation speed is speeded up, and the anti-noise capability is enhanced. Then, the model is tested by processing the synthetic image and real SAR images. By comparison, the improved model has higher numerical accuracy and faster division speed. As for the image with strong noise, using the enhanced Lee filter can further improve the speed and effect of the segmentation model. The result shows that the improved Chan-Vese model can complete SAR image segmentation rapidly and efficiently with high robustness.

**Key words:** synthetic aperture radar (SAR); image segmentation; Chan-Vese model; distance regularization term; enhanced-Lee filtering

## 引 言

合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)由于其全天候、全天时的观测特性和高分辨

率的特点在遥感制图、地球表面监控、海洋科研等领域有着重要的应用,成为当前遥感观测的重要手段,SAR图像的分割,作为SAR图像分析和处理的关键步骤,受到广泛的关注。与光学图像相比,雷达图像轮廓清楚,有较好的对比度。但由于成像雷

**基金项目:**国家高技术发展计划(“八六三”计划)(2009AA0627018)重点资助项目;山东省教育厅科技计划(J08LJ10)资助项目。

**收稿日期:**2011-03-28;**修订日期:**2011-05-07

达是相干处理系统,图像中存在大量相干斑点噪声。严重影响自动场景分割和目标识别的效果。使用传统的方法进行 SAR 图像分割效果并不理想。

基于曲线演化的方法是解决图像分割和目标检测的一种有效方法,利用闭合曲线或曲面在给定的能量函数作用下有规律的运动,收敛到图像中目标的边缘或其他特征处,最终达到图像分割的目的<sup>[1-2]</sup>。然而,早期基于平面的曲线演化方法计算不稳定,且难于处理曲线演化中闭合曲线的拓扑变化(分裂、融合等)。Osher 与 Sethian 提出水平集方法<sup>[3-4]</sup>,核心思想是把一个二维曲线内嵌入到用水平集函数(Level set function, LSF)表示的三维曲面。通常把二维曲线看作水平集函数的零水平集。通过不停地演化水平集函数,则内嵌的二维曲线就会被驱动到图像的边界。水平集方法避免了对拓扑结构变化的处理,计算稳定,在图像处理和计算机视觉中得到广泛应用。

## 1 曲线演化原理

### 1.1 活动轮廓模型原理

Caselles<sup>[5]</sup>在 Snake 模型的基础上,结合水平集方法,提出测地线活动轮廓(Geodesic active contour)模型的偏微分方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla I|) \left( \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + v \right) |\nabla \phi| \quad (1)$$

式中: $I$ 为原始图像, $v$ 为速度常数,其正负控制曲线演化的方向。 $g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I_0|^2}$ 是边缘检测函数, $G_\sigma$ 为高斯卷积核。在图像同质区域时, $g(|\nabla I|)$ 为正常数。在图像边缘处, $g(|\nabla I|)$ 接近于 0。这样 $\phi$ 停止在图像的边缘处。由于模型以图像梯度的局部信息作为曲线演化的驱动力,适用于较少噪声、目标轮廓完整且与背景反差明显的图像,但当图像具有强噪声时,往往陷入局部最优,导致图像分割失败。因此对于具有较强的相干斑点噪声的 SAR 图像,分割结果产生很多虚假分割。

### 1.2 Chan-Vese 模型

为了克服式(1)对弱梯度图像处理所带来缺陷,提出了 Mumford-Shah(M-S)模型曲线演化方法。M-S 模型利用图像全局信息,对边缘模糊或不连续图像都可以获得较好的分割效果。Chan 和 Vese 基于水平集方法的对 M-S 模型进行改进,形成 Chan-Vese(C-V)模型<sup>[6]</sup>。

假设定义域为 $\Omega$ 的图像 $I(x, y)$ 被闭合轮廓线

$C$ 划分为目标 $\omega_o(C)$ 的内部)和背景 $\omega_b(C)$ 的外部)2个同质区域,2个区域的平均灰度分别为 $c_o$ 和 $c_b$ ,其能量函数为

$$F(C, c_o, c_b) = \mu L(C) + \nu A(C) + \lambda_o \int_{\text{inside}(C)} |I - c_o|^2 dx dy + \lambda_b \int_{\text{outside}(C)} |I - c_b|^2 dx dy \quad (2)$$

式中: $L(C)$ 为闭合轮廓线 $C$ 的长度项; $A(C)$ 为闭合轮廓线 $C$ 的内部区域面积项; $\mu, \nu, \lambda_o, \lambda_b$ 是各个能量项的权重系数。显然,只有当闭合轮廓线处于2个同质区域的边界时, $F(C, c_o, c_b)$ 能量达到最小。

### 1.3 水平集函数的初始化和更新

在一般的水平集函数在演化过程中,会出现水平集函数的非正则性,引起数值错误,破坏 LSF 演化稳定性。一般的水平集公式中,LSF 必须初始化为符号距离函数并且需要周期性的更新,使 LSF 满足符号距离函数的性质 $|\nabla \phi| = 1$ 。但这种更新方法非常复杂且费时,并且会使零水平集不正确的偏离所期望的位置<sup>[7-8]</sup>。这里使用一个距离正则项 $R_\rho(\phi)$ <sup>[9]</sup>

$$R_\rho(\phi) = \int_{\Omega} \rho(|\nabla \phi|) dx dy \quad (3)$$

$$\text{式中 } \rho(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)) & s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s-1)^2 & s \geq 1 \end{cases}$$

将 $R_\rho(\phi)$ 作为能量函数 $F(C, c_o, c_b)$ 中内能项,并直接统一在曲线演化求解的变分框架下。这样,在曲线演化的过程中, $R_\rho(\phi)$ 使水平集演化方程具有保持为符号距离性质的内在能力,避免周期性更新。而且对水平集的初始化函数 $\phi_o(x, y)$ 不再必须初始化为符号距离函数,从而可以用编程方法自动快速生成 $\phi_o(x, y)$ 。

### 1.4 改进后的 C-V 模型

为解决曲线的拓扑变化问题,引入水平集方法。构造内正外负的水平集函数 $\phi$ ,即

$$\begin{cases} C = \{(x, y) \in \Omega: \phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \{(x, y) \in \Omega: \phi(x, y) > 0\} \\ \text{outside}(C) = \{(x, y) \in \Omega: \phi(x, y) < 0\} \end{cases}$$

将距离正则项式(3)引入 C-V 模型中,得到如下基于水平集的能量泛函

$$F(\phi) = \alpha R_\rho(\phi) + \mu L(\phi) + \nu A(\phi) + \lambda_o \int_{\text{inside}(C)} |I - c_o|^2 dx dy +$$

$$\lambda_b \int_{\text{outside}(c)} |I - c_b|^2 dx dy \quad (4)$$

引入Heaviside函数,则式(4)中 $L(\phi)$ , $A(\phi)$ 可表示为

$$L(\phi) = \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy$$

$$A(\phi) = \int_{\Omega} H(\phi) dx dy$$

$$\int_{\text{inside}(c)} |I - c_o|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I - c_o|^2 H(\phi) dx dy$$

$$\int_{\text{outside}(c)} |I - c_b|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I - c_b|^2 (1 - H(\phi)) dx dy$$

根据变分原理<sup>[10]</sup>,求能量函数式(4)的Gâteaux导数,得到水平集函数 $\phi$ 的偏微分方程<sup>[11]</sup>

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = a \operatorname{div}(d_{\rho}(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \delta(\phi) \cdot \\ \left[ u \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_0 (I - c_o)^2 + \right. \\ \left. \lambda_b (I - c_b)^2 \right] \\ c_o(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi) dx dy} \\ c_b(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx dy} \\ \phi(t=0, x, y) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

式中

$$H_{\epsilon}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{x}{\epsilon} + \frac{1}{\pi} \sin \left( \frac{\pi x}{\epsilon} \right) \right] & |x| \leq \epsilon \\ 1 & x > \epsilon \\ 0 & x < -\epsilon \end{cases}$$

$$\delta_{\epsilon}(x) = \frac{dH_{\epsilon}(x)}{dx} = \begin{cases} \frac{1}{2\epsilon} \left[ 1 + \cos \left( \frac{\pi x}{\epsilon} \right) \right] & |x| \leq \epsilon \\ 0 & |x| > \epsilon \end{cases}$$

$$d_{\rho}(s) = \frac{\rho'(s)}{s}$$

## 2 去噪预处理

由于SAR图像存在大量乘性斑点噪声,在水平集演化过程中,会造成C-V模型的误分割,所以在水平集演化前,使用增强Lee滤波对SAR图像进行预处理。增强Lee滤波<sup>[12-13]</sup>是Lee滤波<sup>[14]</sup>算法的一个进化算法,以相对标准差为依据,将图像分为均匀、非均匀和点目标3类区域,分别对其取均值、进行Lee滤波或保持不变。增强的Lee滤波规

则

$$R(i, j) = \begin{cases} \bar{I} & C_I \leq C_U \\ \bar{I} + (I(i, j) - \bar{I})K & C_U < C_I \leq C_{\max} \\ I(i, j) & C_{\max} < C_I \end{cases} \quad (6)$$

式中 $C_I = \frac{\sqrt{\operatorname{var}(I)}}{\bar{I}}$ ,  $C_U = \frac{1}{\sqrt{N}}$ ,其中 $N$ 为图像的等效视数; $C_{\max} = \sqrt{1 + 2/N}$ ;  $K = \exp\left(\frac{-(C_U - C_I)}{C_{\max} - C_I}\right)$ 。

## 3 SAR图像分割实验和结果分析

本文分别以人工合成图像、真实SAR图像分别进行图像分割实验,对Li算法、传统Chan-Vese算法、本文算法进行了效果对比测试,算法采用Matlab 7.0编写。程序运行环境:奔腾双核E5200处理器,1 GB内存。为了增加算法的鲁棒性,对要处理的原始图像,都进行了归一化处理。

### 3.1 人工合成图像的分割(实验1)

人工合成图像的分辨率为 $84 \times 84$ ,测试初始轮廓线位置相同,都是由程序自动产生,测试效果见图1、2和表1。图1(a)为未加噪的人工合成图像,图1(b)为Li算法<sup>[15]</sup>的分割结果。可看出在对比度较好、没有噪声的图像中,该算法具有较好的分割效果。图1(c)和图1(d)分别为传统的C-V算法和本文改进C-V算法,从表1可看出,改进后C-V算法具有更快的分割速度。这是因为改进算法采用了距离正则项,在水平集演化过程中,不需要周期性对水平集函数进行更新,从而加快了迭代速度。

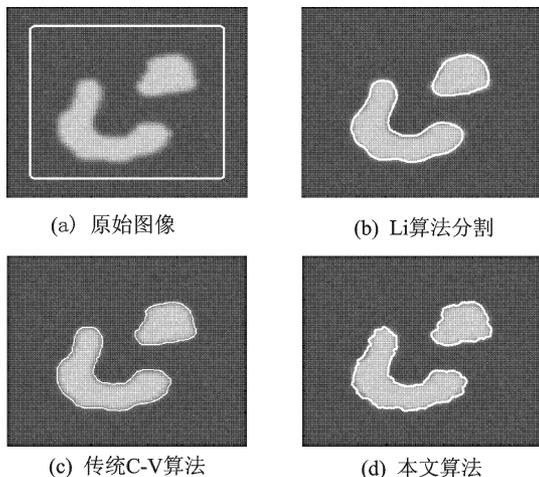


图1 人工合成图像的分割效果

图2(a)为加入模拟乘性斑点噪声的图像(方差 $v=0.04$ ),外围边界是由程序自动产生的初始轮廓

线。图2(b)为Li算法分割结果,虽然Li算法能够分割出目标,但受参数影响很大,并且分割结果不稳定。由于Li算法在分割时要依赖于梯度算子,所以随着乘性噪声的增大,目标边缘变得很模糊,图像分割会失败。虽然迭代时间上改进C-V模型和Li算法差别不大,但分割效果要比Li算法好,并且多次实验,结果一致,不会出现分割结果不稳定的情况。改进C-V算法鲁棒性要比Li算法好很多,和传统C-V模型相比,改进后C-V模型具有更快的速度,而且不会出现图2(c)中的冗余轮廓。

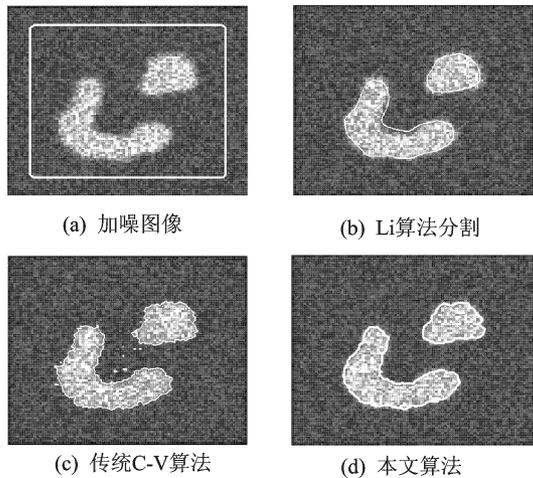


图2 加噪后人工合成图像的分割效果

表1 三种算法性能比较

实验图像	迭代次数			总耗时/s		
	Li 算法	传统C-V 算法	本文 算法	Li 算法	传统C-V 算法	本文 算法
合成图像	240	300	230	1.6	2.8	1.4
加噪的 合成图像	$\geq 510$	$\geq 500$	360	3.2	4.0	3.0
真实SAR图像	失败	$\geq 830$	540	失败	5.4	4.7
E-Lee的 SAR图像		$\geq 700$	440		4.9	4.2

### 3.2 真实SAR图像的分割(实验2)

图3(a)为ENVISAT卫星装载的先进合成孔径雷达(Advanced synthetic aperture radar, ASAR)于2007年4月生成的某海域溢油事故中的溢油区图像,C波段、VV极化方式,这里取其部分图像,为 $100 \times 100$ 像素。图中白色正方形为初始轮廓线,由程序自动产生;图3(b)为改进C-V模型分割结果。Li算法无法分割真实SAR图像,在加大迭代次数的情况下,也无法完成分割。图2(c)为增强Lee滤波后得到的图像,图2(d)为改进C-V模型对

滤波后的图像分割结果。虽然C-V模型分割方法为全局最优划分,对噪声具有一定的鲁棒性,但依然受其较大影响,利用增强Lee预处理后,目标边缘被巩固和加强,迭代次数下降,耗时降低,分割效果也得到较大改善。通过图3(b,e)可看出,而传统Chan-Vese模型由于强噪声的存在,分割结果存在较多的误分割。

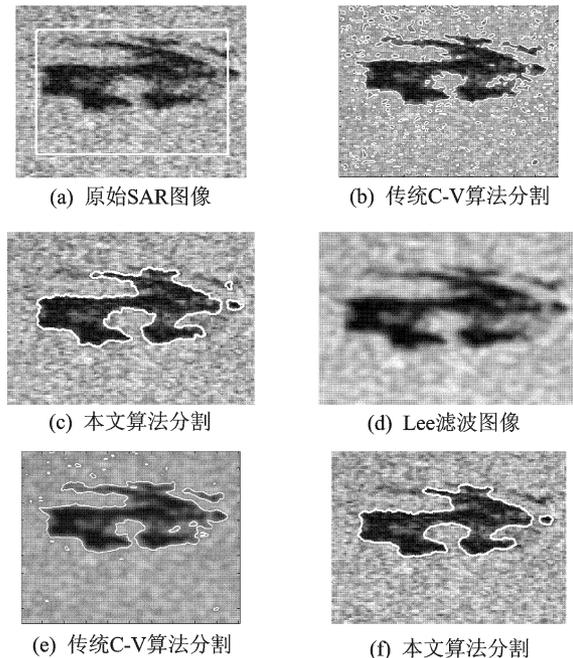


图3 真实SAR图像分割效果

## 4 结束语

本文提出了一种新的曲线演化混合模型,用于SAR图像分割。该模型充分利用了C-V模型在处理噪声图像的优势,在此基础上,引入距离正则项,初始水平集函数不要求为符号距离函数,水平集函数无需更新,并且可以增大时间步长,从而大幅度减小迭代次数和计算时间。实验证明,该方法具有较好的抗噪能力和边缘保持能力,能够正确分割SAR图像中的目标轮廓。但是,如何有效地和其他方法结合提高分割速度需要进一步研究。

### 参考文献:

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331
- [2] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: a level approach [J]. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2): 158-175.
- [3] Sethian J. Level set methods and fast marching

- methods: evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and material science[M]. Longdon: Cambridge University Press, 1999.
- [4] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1):12-49.
- [5] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1):61-79.
- [6] Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2001, 10(2):266-277.
- [7] Osher S, Fedkiw R. Level set methods and dynamic implicit surfaces[M]. New York: Springer-Verlag, 2003.
- [8] Peng D, Merriman B, Osher S, et al. A PDE-based fast local level set method[J]. *Journal of Computer Physicas*, 1999, 155(2):410-438.
- [9] Li Chunming, Xu Chenyang. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12):3243-3254.
- [10] Aubert G, Kornprobst P. Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations[M]. New York: Springer-Verlag, 2002.
- [11] 危自福, 毕笃彦, 马时平. 一种改进的快速C-V水平集红外图像分割[J]. *数据采集与处理*, 2010, 25(3): 347-352.
- Wei Zifu, Bi Duyan, Ma Shiping. Improved fast C-V level set infrared image segmentation [J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2010, 25(3): 347-352.
- [12] Lopes A, Nezry E, Touzi R. Structure detection and statistical adaptive speckle filters in SAR images[J]. *Remote Sensing*, 1993, 14(9):1735-1758.
- [13] Lee J S. Jurkevich I. Speckle filtering of synthetic aperture radar images[J]. *Review Remote Sensing Reviews*, 1994(8):313-340.
- [14] Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, 2(2): 165-168.
- [15] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [J]. *Proc IEEE Conf Comput Vis Pattern Recognit*, 2005(1): 430-436.

**作者简介:**东野长磊(1978-),男,讲师,博士,研究方向:小波理论、图像分割, E-mail: dvcl@sdust.edu.cn; 郑永果(1963-),男,教授,博士生导师,研究方向:图像处理; 苏杰(1987-),男,硕士研究生,研究方向:偏微分方程。